

**UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR**  
**FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA**  
**ESCUELA DE MATEMÁTICA**



**Universidad de El Salvador**

*Hacia la libertad por la cultura*

“ELABORACIÓN DE UN INDICADOR SINTÉTICO DE LA ACTIVIDAD ECONÓMICA  
DE EL SALVADOR”

MEMORIA DE TESIS PARA OPTAR AL TÍTULO DE:

**MAESTRO EN ESTADÍSTICA**

PRESENTADA POR:

**LIC. JOSÉ NOÉ QUINTANA MAZARIEGO**

BAJO LA DIRECCIÓN DE LOS DOCTORES:

JUAN ANTONIO TEJADA CAZORLA

JOSÉ NERYS FUNES TORRES

EVA SENRA DÍAZ

Ciudad Universitaria, Enero de 2010, San Salvador, El Salvador.

---

UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR

FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA

ESCUELA DE MATEMÁTICA

**“ELABORACIÓN DE UN INDICADOR SINTÉTICO DE LA  
ACTIVIDAD ECONÓMICA DE EL SALVADOR”**



REALIZADA POR: LIC. JOSÉ NOÉ QUINTANA MAZARIEGO.

DIRIGIDA POR: DR. JUAN ANTONIO TEJADA CAZORLA.  
DR. JOSÉ NERYS FUNES TORRES.  
DRA. EVA SENRA DÍAZ.

---

**UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR**

MASTER RUFINO ANTONIO QUEZADA SANCHEZ.

RECTOR.

MASTER MIGUEL ANGEL PEREZ RAMOS.

VICERRECTOR ACADÉMICO.

MASTER OSCAR NOÉ NAVARRETE ROMERO.

VICERRECTOR ADMINISTRATIVO.

LICENCIADO DOUGLAS VLADIMIR ALFARO CHAVEZ.

SECRETARIO GENERAL.

DOCTOR RENE MADECADEL PERLA JIMENEZ.

FISCAL GENERAL.

**FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA**

DOCTOR RAFAEL ANTONIO GÓMEZ ESCOTO.

DECANO.

LICENCIADA MARTHA NOEMÍ MARTÍNEZ HERNÁNDEZ.

VICEDECANO.

LICENCIADA MARIA TRINIDAD TRIGUEROS DE CASTRO.

SECRETARIO.

**ESCUELA DE MATEMÁTICA**

INGENIERO CARLOS MAURICIO CANJURA LINARES.

DIRECTOR.

**ASESORES DEL PROYECTO:**

DIRECTOR: DR. JUAN ANTONIO TEJADA CAZORLA.

CO DIRECTOR: DR. JOSÉ NERYS FUNES TORRES.

CO DIRECTOR: DRA. EVA SENRA DÍAZ.

# Índice general

<b>Introducción.</b>	<b>3</b>
<b>1. Metodología para la construcción de indicadores sintéticos de actividad económica.</b>	<b>7</b>
1.1. Elección del indicador de referencia. . . . .	8
1.1.1. PIB nominal o a precios corrientes. . . . .	8
1.1.2. PIB real o a precios constantes. . . . .	8
1.1.3. Formas de cálculo. . . . .	8
1.2. Elección de los indicadores parciales. . . . .	9
1.3. Trimestralización de los indicadores parciales. . . . .	10
1.4. Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia. . . . .	11
1.4.1. Conceptos básicos de series temporales. . . . .	11
1.4.2. Series temporales aleatorias y procesos estocásticos. . . . .	11
1.4.3. Procesos estocásticos estacionarios. . . . .	12
1.4.4. Metodología ARIMA para el análisis de series temporales. . . . .	13
1.4.5. Descomposición de los indicadores parciales en señales ortogonales inobservables. . . . .	14
1.4.6. Estimación de las señales ortogonales inobservables. . . . .	16
1.5. Cálculo de tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y de la serie de referencia. . . . .	17
1.6. Estandarización de indicadores parciales. . . . .	18
1.7. Cálculo de los indicadores sintéticos de actividad. . . . .	18
1.8. Validación de los indicadores sintéticos de actividad. . . . .	24

<b>2. Construcción de indicadores sintéticos de actividad económica en El Salvador.</b>	<b>27</b>
2.1. Elección de la serie de referencia y de los indicadores parciales. . . . .	27
2.2. Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia. . . . .	28
2.3. Cálculo de tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y de la serie de referencia. . . . .	33
2.4. Cálculo de los indicadores sintéticos de actividad . . . . .	34
2.4.1. Indicador sintético de media aritmética simple (ISMAS) . . . . .	34
2.4.2. Indicador sintético de media aritmética ponderada (ISMAP) . . . . .	37
2.4.3. Indicador sintético de componentes principales (ISCP) . . . . .	39
2.5. Validación del indicadores sintéticos de actividad. . . . .	45
<b>3. Conclusiones.</b>	<b>48</b>
<b>4. Recomendaciones.</b>	<b>51</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>53</b>

# Introducción.

El análisis de coyuntura ocupa un espacio importante dentro del análisis económico de una nación, de manera que la existencia y utilización de herramientas adecuadas siempre es una necesidad latente. Entre los instrumentos más poderosos del análisis de coyuntura se encuentran los indicadores sintéticos, los cuales habitualmente resumen la información de un número determinado de indicadores parciales, alcanzando dos objetivos. En primer lugar, determinar la fase del ciclo en que se encuentra la economía y en segundo lugar, ofrecer predicciones de un indicador de referencia muy superiores a las que podría ofrecer cualquier indicador parcial.

El indicador de corto plazo más utilizado para medir el volumen de la actividad económica en El Salvador es el Indicador del Volumen de la Actividad Económica (IVAE)<sup>1</sup>. Según sus propios autores: “ *El IVAE como indicador de corto plazo tiene como principal objetivo señalar la trayectoria interanual de la actividad productiva, y de esa forma proporcionar señales a los agentes económicos sobre la señal ciclo-tendencia de la actividad económica y sus cambios*”.

Para el cálculo del IVAE en el mes  $t$  se utiliza la fórmula de Laspeyres «modificada de cantidades» (también llamada «de cantidades encadenadas»).

$$C_{L/0 \rightarrow t}^Q = \prod_{j=1}^t \left( \sum_i \frac{Q_{ij}}{Q_{i(j-1)}} W_{i(j-1)} \right) \quad (1)$$

---

<sup>1</sup>Para una mejor descripción puede revisarse el documento: «Metodología del Índice de Volumen de la Actividad Económica (IVAE). Base 1990. Revisión 2008» de la GERENCIA DE ESTUDIOS Y ESTADÍSTICAS ECONÓMICAS. Banco Central de Reserva de El Salvador. (2008).

Donde:

- $Q_{it}$  es la cantidad de producto  $i$  en el período  $t$ .
- $Q_{i(t-1)}$  es la cantidad de producto  $i$  en el período  $t - 1$  (o periodo inicial cero).
- $W_{it} = \frac{P_{it}}{P_{i(t-1)}}$  son las ponderaciones para cada producto  $i$ .
- $P_{it}$  es el precio del producto  $i$  en el período  $t$ .
- $P_{i(t-1)}$  es el precio del producto  $i$  en el período  $t - 1$ .
- $i$  varía sobre todos los productos de las once ramas productivas del país:
  1. Agricultura, Ganadería, Avicultura, Caza, Silvicultura y Pesca.
  2. Explotación de Minas y Canteras.
  3. Industria Manufacturera.
  4. Electricidad, Gas y Agua.
  5. Construcción.
  6. Comercio, Restaurantes y Hoteles.
  7. Transporte, Almacenamiento y Comunicaciones.
  8. Bancos, seguros y otras instituciones financieras.
  9. Bienes Inmuebles y servicios a empresas.
  10. Servicios Comunitarios, Sociales y Personales.
  11. Servicios del gobierno.

En FUENTES, J. y SALAZAR, R. (2009) se encuentra el último esfuerzo para construir indicadores sintéticos de actividad económica en El Salvador. Los autores elaboran un sistema de tres indicadores cíclicos: un indicador rezagado, uno adelantado y uno coincidente<sup>2</sup>. Todos de periodicidad trimestral, sobre la base de noventa series económicas trimestrales.

---

<sup>2</sup>Los autores del estudio son investigadores económicos del Banco Central de Reserva. Para una mayor información puede consultarse documento: «Cálculo de un Indicador Coincidente y Adelantado de la actividad económica salvadoreña» de FUENTES, J. y SALAZAR, R. (2009).

Para el cálculo de los indicadores se utilizan dos alternativas: la desarrollada por el National Bureau of Economic Research (NBER) y la de los modelos factoriales dinámicos. Los ciclos de las series son extraídos mediante tres procedimientos: el propuesto por Baxter-King en 1995, el filtro propuesto por Hodrick-Prescott en 1997 y el filtro de Hodrick-Prescott modificado propuesto por Kaiser-Maravall en los años 2001 y 2005. El indicador coincidente propuesto se compone de 19 variables:

1. Cotizantes ISSS del sector Construcción.
2. Consumo Energía Eléctrica.
3. Cotizantes ISSS del sector Agropecuario.
4. Crédito Nominal.
5. Dinámica Empresarial Empleo del sector Comercio.
6. Dinámica Empresarial Inversión del sector Comercio.
7. Dinámica Empresarial Resultado General Inversión.
8. Importaciones fuera de Centroamérica.
9. Impuestos Tributarios.
10. Impuesto al Valor Agregado.
11. Índice de Volumen de Actividad Económica.
12. IVAE: Agricultura.
13. IVAE: Bancos, seguros y otras instituciones Financieras.
14. IVAE: comercio, restaurantes y hoteles.
15. IVAE: Servicios Comunales, Sociales y Personales.
16. IVAE: electricidad, gas y agua.
17. IVAE: Bienes inmuebles y servicios a empresas.

18. IVAE: Transporte, almacenamiento y comunicación.

19. Total de Cotizantes al ISSS.

Dada la reciente creación del sistema de indicadores cíclicos, este todavía no es utilizado por las autoridades para predecir el crecimiento del PIB; sin embargo representa un gran paso en la modernización del análisis de coyuntura en El Salvador.

Como una alternativa a los indicadores existentes, en este estudio se construyen tres indicadores sintéticos de actividad económica, tomando como hilo conductor la metodología española para la elaboración de indicadores de este tipo, y como serie de referencia al PIB trimestral en términos constantes, siendo la serie que mejor explica la evolución general de la economía en El Salvador. Así mismo, los tres indicadores sintetizan la información contenida en once agregados macroeconómicos mensuales, en el período comprendido entre Enero de 1995 y Septiembre de 2009.

Entre las técnicas utilizadas para la construcción de los indicadores está la metodología ARIMA y la regresión dinámica, ambas pertenecientes al análisis estadístico de series temporales, y la técnica de componentes principales propia del análisis multivariante.

El interés del estudio radica en la posibilidad de elaborar indicadores sintéticos mediante herramientas estadísticas sencillas como una media aritmética simple, una media aritmética ponderada y un análisis exploratorio de componentes principales, sobre un reducido número de agregados macroeconómicos mensuales y con la capacidad de competir con los indicadores existentes, y de adelantarse al crecimiento del PIB trimestral según se vayan publicando las cifras de los agregados macroeconómicos mensuales.

Por otro lado, los indicadores construidos en este estudio pueden ayudar a las autoridades salvadoreñas en el diseño adecuado de estrategias de desarrollo nacional, siendo una información anticipada, oportuna, veraz y confiable de la futura coyuntura económica.

## Capítulo 1

# Metodología para la construcción de indicadores sintéticos de actividad económica.

Dependiendo de la ubicación geográfica, el tiempo y los recursos; las técnicas estadísticas empleadas para la elaboración de indicadores sintéticos de actividad económica, incluyendo la metodología como tal, pueden variar de manera significativa en los distintos países del mundo. En nuestro caso hemos tomado como guía general la experiencia de España<sup>1</sup> cuyas fases son:

1. Elección del indicador de referencia.
2. Elección de los indicadores parciales.
3. Trimestralización de los indicadores parciales.
4. Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia.
5. Cálculo de las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y de la serie de referencia.
6. Cálculo de los indicadores sintéticos de actividad económica.

---

<sup>1</sup>recopilada en el documento: «Revisión de la metodología para el cálculo de los Indicadores Sintéticos de la Economía Española» de la DIRECCIÓN GENERAL DE POLÍTICA ECONÓMICA. (2007).

## 7. Validación de los indicadores sintéticos de actividad económica.

A continuación describimos en que consiste cada una de las fases de la metodología escogida.

### 1.1. Elección del indicador de referencia.

Salvo algunas excepciones, el indicador por excelencia para describir la dinámica de la economía en una región es el Producto Interno Bruto (PIB). Concretamente el PIB es la suma total de la producción de bienes y servicios durante un período temporal. En el caso de El Salvador, el PIB se calcula a frecuencia trimestral.

El PIB registra la mayor parte de actividades económicas al interior de una zona geográfica, sin embargo excluye cualquier tipo de actividad informal que genere bienes o servicios, por ejemplo, servicios domésticos, ventas ambulantes, mercado negro, actividades ilícitas de mafias, etc.

#### 1.1.1. PIB nominal o a precios corrientes.

El PIB nominal es la suma total de la actividad económica formal medida según el año corriente de producción. Este indicador suele ser engañoso, porque un fuerte aumento en la inflación de la economía puede dar la impresión de un aumento en el PIB, sin que necesariamente haya aumentado la actividad económica.

#### 1.1.2. PIB real o a precios constantes.

El PIB real es la suma total de la actividad económica formal medida según un año de referencia. Este indicador suele ser más estable que el PIB nominal, pues un fuerte aumento en la inflación de la economía no tiene efecto significativo en el valor del PIB.

#### 1.1.3. Formas de cálculo.

Existen tres enfoques para calcular el PIB de una región:

1. **Demanda o gasto:** Supone que el PIB es igual a la suma de cuatro formas de gastar los bienes o servicios: el consumo de las familias, la inversión en nuevo capital, el consumo

del gobierno y la diferencia entre las exportaciones e importaciones totales.

2. **Distribución o ingreso:** Supone que el PIB es igual a la suma de todos los ingresos necesarios para la producción de bienes y servicios: salarios de los trabajadores, rentas de capital o tierras, intereses financieros, amortizaciones, beneficios e impuestos indirectos.
3. **Oferta o valor agregado:** Supone que el PIB es igual a la diferencia entre el valor de los bienes y servicios en cada etapa del proceso de producción, y el valor de los insumos necesarios para obtener los bienes y servicios en cada etapa del proceso de producción.

## 1.2. Elección de los indicadores parciales.

A partir de ahora llamaremos *indicadores parciales* a los indicadores económicos capaces de predecir la evolución temporal del indicador de referencia escogido. Aunque existe teoría económica sobre que indicadores parciales deberían tener un comportamiento parecido al indicador de referencia escogido, en la práctica una buena estrategia para delimitar la lista de candidatos es calcular las correlaciones entre los indicadores parciales y el indicador de referencia, no sólo en el período temporal contemporáneo, si no en un intervalo  $[-h, h]$ , donde  $h$  es un número natural al gusto del investigador.

En nuestro estudio damos especial importancia a la experiencia de investigaciones previas. Por ejemplo, en España, los indicadores parciales utilizados para predecir el PIB mediante un indicador sintético de actividad son:

1. Ventas en grandes empresas.
2. Afiliados a la Seguridad Social no agrarios.
3. Consumo aparente de cemento.
4. Importaciones no energéticas.
5. Consumo de energía eléctrica.
6. Índice de producción industrial.
7. Entrada de turistas.

8. Transporte RENFE pasajeros.
9. Tráfico aéreo de pasajeros.
10. Indicador de Clima Económico.
11. Transporte RENFE mercancías.
12. Crédito a empresas y familias deflactado por IPC subyacente.

Por citar una típica economía sudamericana, presentamos el listado de indicadores parciales utilizados para predecir el PIB en Uruguay mediante un indicador sintético de actividad:

1. Recaudación del Impuesto al Valor Agregado (IVA).
2. Índice de Volumen Físico de la industria manufacturera.
3. Importaciones totales de bienes sin petróleo.
4. Ventas de cemento portland a obras privadas.

Para un ejemplo geográficamente más cercano a El Salvador, vemos el listado de indicadores parciales utilizados para predecir el PIB en México mediante un indicador sintético de actividad:

1. Índice de Volumen Físico de la Actividad Industrial.
2. Número de Asegurados permanentes en el Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS).
3. Índice de Ventas al por menor en Establecimientos Comerciales.
4. Tasa de Ocupación Parcial y Desocupación.

### **1.3. Trimestralización de los indicadores parciales.**

Para construir un indicador sintético de actividad es preciso que todos los indicadores parciales tengan la misma frecuencia. Si la serie de referencia tiene frecuencia trimestral y algún indicador parcial está en términos mensuales, procedemos a su trimestralización utilizando un promedio móvil de longitud tres.

## 1.4. Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia.

Para lograr un pronóstico efectivo de la evolución y crecimiento de la economía mediante el indicador sintético de actividad, se eliminan los elementos de ruido asociados a los indicadores parciales. En la literatura existen técnicas empíricas como la de medias móviles y otros métodos muy elaborados como por ejemplo, los modelos de ecuaciones estructurales. En nuestro estudio decidimos usar el procedimiento automático del software TRAMO-SEAT, el cual está basado en los modelos ARIMA.

Antes de comentar en que consiste la metodología ARIMA, consideramos oportuno definir algunos conceptos básicos.

### 1.4.1. Conceptos básicos de series temporales.

**Definición 1.4.1.** *Una serie temporal es una secuencia de observaciones medidas según su aparición en el tiempo.*

**Definición 1.4.2.** *Una serie temporal se dice que es **aleatoria** cuando las observaciones asociadas proceden de una variable aleatoria.*

**Definición 1.4.3.** *Una serie temporal se dice que es **determinística** cuando las observaciones asociadas proceden de una variable determinística.*

Como ejemplos de **series temporales aleatorias**, podemos mencionar a los indicadores parciales y el indicador de referencia de nuestro estudio.

### 1.4.2. Series temporales aleatorias y procesos estocásticos.

El concepto de **serie temporal aleatoria** está íntimamente relacionado con el de **proceso estocástico** y precisamente esta relación es la que permite su exitosa modelización matemática.

**Definición 1.4.4.** *Un **proceso estocástico** es un conjunto de variables aleatorias  $\{Z_t\}$ , donde el índice  $t$  toma valores en un cierto conjunto  $C$ .*

En principio  $C$  es cualquier conjunto, pero en nuestro estudio, tanto para los indicadores parciales como para el indicador de referencia, basta con suponer que es el conjunto de los números naturales. De manera que tomando a  $C$  como un conjunto ordenado, discreto y correspondiente a instantes temporales (como días, meses, años, etc.) y denotando por  $z_t$  la observación de la variable  $Z_t$ , la relación entre los conceptos resulta evidente.

**Definición 1.4.5.** *Una serie temporal aleatoria de  $T$  observaciones  $\{z_1, z_2, \dots, z_T\}$  constituye una **realización** de un proceso estocástico.*

Un proceso estocástico queda caracterizado si definimos la distribución de probabilidad conjunta de las variables aleatorias  $\{z_1, z_2, \dots, z_T\}$ , para cualquier valor de  $T$ . Estas distribuciones se denominan *distribuciones finito-dimensionales* del proceso. Diremos que conocemos la estructura probabilística de un proceso estocástico cuando se conozcan estas distribuciones, que determinan la distribución de cualquier subconjunto de variables, y en particular, las distribuciones marginales de cada variable.

### 1.4.3. Procesos estocásticos estacionarios.

La obtención de la distribución de probabilidad conjunta de un proceso estocástico puede ser posible cuando las variables subyacentes se repiten de manera similar cada cierto período temporal, o bien cuando los datos han sido extraídos de un laboratorio en donde todas las condiciones del entorno han sido fijadas y se puede repetir razonablemente bien el experimento. Sin embargo, en la mayoría de los casos, como en nuestro estudio con los indicadores parciales y el indicador de referencia, sólo se tiene una única realización del proceso. Si estamos interesados en características del proceso (como su media, varianza, etc.) y contamos con una única muestra longitudinal, debemos suponer que estas características son estables a lo largo del tiempo. De aquí surge el concepto de estacionariedad.

**Definición 1.4.6.** *Un proceso estocástico es estacionario en sentido estricto si la función de distribución conjunta de cualquier conjunto de variables no cambia si las trasladamos en  $h$  instantes temporales. Es decir:*

$$F(z_i, z_j, \dots, z_k) = F(z_{i+h}, z_{j+h}, \dots, z_{k+h}) \quad (1.1)$$

Como consecuencia de esta definición, tanto la media como la varianza de las variables son constantes para todo  $t$ , y además, la dependencia entre las variables sólo depende de sus retardos. Es decir, la misma dependencia temporal existe entre el conjunto  $z_i, z_j, \dots, z_k$  y el conjunto  $z_{i+h}, z_{j+h}, \dots, z_{k+h}$ .

Aunque la *estacionariedad en sentido estricto* es deseable, su verificación resulta prácticamente imposible, porque sólo disponemos de una muestra de  $T$  variables observadas; y el proceso estocástico subyacente consta de tantas variables como números naturales existen ( $Cardinal(C) = \mathbf{N}$ ), por lo que resulta imposible calcular todos los posibles conjuntos de variables que forman parte del proceso estocástico. Para ello se define una alternativa mucho más accesible.

**Definición 1.4.7.** *Un proceso estocástico es estacionario en sentido débil si para todo  $t$ :*

1.  $\mu_t = \mu$
2.  $\sigma_t^2 = \sigma^2$
3.  $Cov(z_t, z_{t+k}) = Cov(z_{t+j}, z_{t+k+j})$  Donde  $j = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$

Sólo bajo condiciones de normalidad, *estacionariedad en sentido débil* implica estabilidad del proceso completo.

El interés del análisis de series temporales radica en la posibilidad de predecir sus valores futuros. Para el estudio de una serie temporal existen dos alternativas: el análisis clásico y la metodología ARIMA. El análisis clásico se basa en métodos sumamente sencillos como el suavizado exponencial, medias móviles y otros; que para efectos prácticos y a nivel exploratorio pueden ser útiles<sup>2</sup>.

#### 1.4.4. Metodología ARIMA para el análisis de series temporales.

ARIMA significa *Autoregressive Integrated Moving Average*. Esta metodología fue desarrollada por Box y Jenkins en 1976, luego de modelizar la célebre serie de las *líneas aéreas*.

---

<sup>2</sup>Detalle de algunos métodos clásicos y de buena parte de la teoría de series temporales aquí descrita se encuentra en el libro «Análisis de Series Temporales» de Daniel Peña (2005).

El riguroso proceso de identificación, estimación y diagnóstico propuesto fue tan efectivo que rápidamente se constituyó en parte de la cultura de modelización de series temporales en todas las ramas de la ciencia. Una versión del modelo propuesto por Box y Jenkins es el siguiente.

**Definición 1.4.8.** Sea  $X_t$  un indicador parcial o el indicador de referencia. Se dice que  $X_t$  se ajusta a un modelo  $ARIMA(p, d, q)$  si su forma funcional es:

$$\phi_p(B) (1 - B)^d X_t = \theta_q(B) u_t \quad (1.2)$$

Donde:

- $B$  representa al operador de retardo tal que  $BX_t = X_{t-1}$ .
- $1 - B$  representa al operador de diferencias tal que  $(1 - B) X_t = X_t - X_{t-1}$ .
- $\phi_p(B)$  representa el polinomio característico de orden  $p$  asociado a  $p$  retardos de la variable  $X_t$ .
- $(1 - B)^d$  representa las  $d$  diferenciaciones que ha sido necesarias para lograr que la serie sea estacionaria.
- $\theta_q(B)$  representa el polinomio característico orden  $q$  asociado a  $q$  retardos de la variable  $u_t$ .
- $u_t$  es una variable aleatoria incorrelada, de media cero y varianza constante. A este comportamiento se le conoce como ruido blanco.
- Las raíces del polinomio característico  $\phi_p(B)$  deben caer fuera del círculo unidad para garantizar la estacionariedad del proceso estocástico subyacente.
- Las raíces del polinomio característico  $\theta_p(B)$  deben caer fuera del círculo unidad para garantizar la invertibilidad del proceso estocástico subyacente.

#### 1.4.5. Descomposición de los indicadores parciales en señales ortogonales inobservables.

Ahora ya podemos hablar del papel que juega la metodología ARIMA en el ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia.

**Definición 1.4.9.** Sea  $X_t$  un indicador parcial o el indicador de referencia. El supuesto fundamental de la extracción de señales mediante modelos ARIMA es que  $X_t$  se puede descomponer como la suma de cinco señales ortogonales inobservables:

$$X_t = s_t + c_t + \mu_t + CLD_t + \epsilon_t \quad \forall t \in T. \quad (1.3)$$

Donde:

- $s_t \equiv$  componente estacional
- $c_t \equiv$  ciclo
- $\mu_t \equiv$  tendencia
- $CLD_t \equiv$  efecto calendario
- $\epsilon_t \equiv$  componente irregular

No todas las series de nuestro estudio (indicadores parciales o indicador de referencia) están obligadas a poseer las cinco señales. Esto lo comprobamos observando sus respectivos gráficos de nivel.

Una serie posee señal estacional cuando su valor esperado no es constante, si no que varía con una pauta cíclica. Es decir, si  $E(X_t) = E(X_{t+s})$ . El período estacional  $s$  se define como el número de observaciones que forman del ciclo estacional. Por ejemplo, si la serie es mensual, entonces  $s = 12$ , si es trimestral, entonces  $s = 4$ , etc.

Generalmente la señal estacional está asociada a oscilaciones menores de un año. Por ejemplo, una serie mensual se dice que posee señal estacional si los valores esperados en los meses del año son distintos, pero el valor esperado en un mismo mes es constante en los distintos años.

El ciclo se relaciona con comportamientos similares, pero en períodos de tiempo mayores a los períodos de la estacionalidad. Generalmente dura entre tres y ocho años. La tendencia es una medida del nivel de la serie en todo el intervalo de tiempo. Si estamos hablando de series económicas, la tendencia se asocia con el crecimiento económico, independiente de ruidos. El efecto calendario no siempre está presente, ocurre cuando la serie se ve afectada por fenómenos propios del calendario. Es decir, fiestas, vacaciones, etc. La componente irregular,

también llamada *innovación*, denota la aleatoriedad de la serie, que siempre es impredecible para todo  $t$ .

Por tanto, corregir por estacionalidad nuestros indicadores parciales y nuestro indicador de referencia significa eliminar la señal estacional y quedarnos con el resto de las componentes.

#### 1.4.6. Estimación de las señales ortogonales inobservables.

El efecto calendario consta de dos elementos, el *efecto pascua* y *ciclo semanal*, los cuales aceptan una modelización determinística. Luego de extraer el efecto calendario, procedemos a determinar el resto de señales puramente estocásticas. Supongamos que tenemos  $k$  señales inobservadas,  $x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{kt}$ , de forma que:

$$X_t = \sum_{i=1}^k x_{it} \quad (1.4)$$

Suponemos que cada una de las  $k$  señales se puede modelizar como:

$$x_{it} = \frac{\theta_{q_i}(B)}{\phi_{p_i}(B)} u_{it} \quad \forall i = 1, 2, \dots, k. \quad (1.5)$$

Donde  $\phi_{p_i}(B)$  y  $\theta_{q_i}(B)$  representan los operadores AR y MA de ordenes  $p_i$  y  $q_i$  respectivamente, cuyas raíces se encuentran fuera o sobre el círculo unidad. La perturbación  $u_{it}$  que incide sobre cada señal es un ruido blanco. Además supongamos que la serie original  $X_t$  se modela según:

$$X_t = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} u_t \quad (1.6)$$

Combinando las tres expresiones anteriores obtenemos que:

$$\frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} u_t = \sum_{i=1}^k \frac{\theta_{q_i}(B)}{\phi_{p_i}(B)} u_{it} \quad (1.7)$$

De donde podemos asumir que:

$$\phi_p(B) = \prod_{i=1}^k \phi_{p_i}(B) \quad (1.8)$$

$$\theta_q(B) u_t = \sum_{i=1}^k \left( \prod_{i \neq j}^k \phi_{p_j}(B) \right) \theta_{q_i}(B) u_{it} \quad (1.9)$$

Los ordenes de los polinomios característicos asociados a la parte AR en los modelos para las señales inobservables se pueden obtener a partir del polinomio característico asociado a la parte AR de la serie original. Sin embargo, existen infinitas posibles especificaciones para los parámetros de las partes MA, de modo que la solución de este problema requiere el uso del *principio de descomposición canónica*. Este principio establece que cada señal carece de información redundante, o es señal pura o ruido blanco, pero es imposible algún tipo de mezcla.

Una vez aplicado este principio, el programa SEATS estima los parámetros utilizando los filtros de la familia Wiener-Kolmogorov, cuyo diseño trata de minimizar el error cuadrático medio entre el estimador y la señal teórica<sup>3</sup>.

## 1.5. Cálculo de tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y de la serie de referencia.

Se dice que una serie posee *tendencia* cuando no es *estacionaria*. En Economía es muy normal que dos series con tendencia presenten un alto coeficiente de correlación, sin que necesariamente obedezcan a una realidad común. A este fenómeno se le llama *correlación espúrea*.

Si nuestros indicadores parciales y/o nuestro indicador de referencia tienen tendencia, corremos el riesgo de encontrarnos con relaciones falsas entre ellos. Una buena alternativa para eliminar la tendencia es transformar los indicadores en tasas de crecimiento trimestral.

**Definición 1.5.1.** Sea  $X_t$  un indicador parcial o el indicador de referencia corregido por estacionalidad en el trimestre  $t$ . La tasa de crecimiento trimestral,  $Y_t$  viene dada por:

$$Y_t = \frac{X_t - X_{t-1}}{X_t} \quad (1.10)$$

---

<sup>3</sup>Una descripción más detallada de esta teoría puede encontrarse en el documento: «Ajuste estacional y extracción de señales en la Contabilidad Nacional Trimestral» Instituto Nacional de Estadística de España (1993).

Esta transformación es equivalente a  $\nabla^1 \log X_t$  y ambas son utilizadas indistintamente para conseguir estacionariedad.

## 1.6. Estandarización de indicadores parciales.

Luego de haber calculado las tasas de crecimiento trimestrales de los indicadores parciales y de nuestro indicador de referencia, se necesita evitar que las distintas unidades de medida presentes en los indicadores parciales introduzcan ruido en el cálculo del indicador sintético de actividad económica. El mecanismo más sencillo para eliminar las unidades de medida es la *estandarización* o *tipificación* de los datos.

**Definición 1.6.1.** Sea  $X_t$  las tasas de crecimiento trimestral de un indicador parcial corregido por estacionalidad. La serie estandarizada,  $Y_t$  viene dada por:

$$Y_t = \frac{X_t - \bar{X}}{S} \quad (1.11)$$

Donde:

- $\bar{X} = \frac{\sum_{t=1}^n X_t}{n}$  es la media muestral de las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores corregidos por estacionalidad en los  $n$  trimestres bajo estudio.
- $S = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2}{n-1}}$  es la cuasivarianza muestral.

## 1.7. Cálculo de los indicadores sintéticos de actividad.

Ahora que ya se ha hecho un tratamiento previo a los indicadores parciales y al indicador de referencia, se pueden calcular los indicadores sintéticos de actividad económica. Para esto, en una primera etapa resumimos la información contenida en las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y la depositamos en una serie que llamaremos *agregación*.

Como paso siguiente se establece una regresión dinámica entre la *agregación* y la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia, con el fin de encontrar la forma final que adoptarán los indicadores sintéticos de actividad económica buscados. A continuación detallamos cada una de estas etapas.

**Etapa I. Agregación de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales ajustados por estacionalidad.**

Al proceso de agregación de la información contenida en las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales se le llama *reducción de la dimensión*. En la literatura existe variedad de técnicas de reducción de dimensión<sup>4</sup>, entre la que podemos mencionar:

1. Método empírico.
2. Media aritmética simple.
3. Media aritmética ponderada.
4. Componentes principales.
5. Análisis factorial dinámico.
6. Metodología del National Bureau of Economic Research.
7. Método simple de Niemira y Klein<sup>5</sup>.

Cada una de estas técnicas origina un indicador sintético diferente. En el método empírico, por ejemplo, se construye una combinación lineal de los indicadores parciales y los pesos o ponderaciones son determinados por un juicio personal de un especialista en coyuntura económica. El resto de técnicas mencionadas si requieren algún rigor matemático. A continuación detallamos cada una de las técnicas utilizadas en nuestro estudio.

**Media Aritmética Simple (MAS).**

A pesar de su sencillez, esta técnica es muy competitiva con respecto a otras de mayor complejidad teórica. La técnica consiste en construir una combinación lineal de los indicadores parciales suponiendo que todos tienen la misma contribución para explicar el indicador de referencia.

---

<sup>4</sup>Una buena recopilación de estas técnicas puede verse en el documento «Indicadores sintéticos: una revisión de los métodos de agregación» de MONDÉJAR JIMÉNEZ, J. y VARGAS VARGAS, M. (2008).

<sup>5</sup>para una revisión detallada del método puede consultarse el documento: «Forecasting Financial and Economic Cycle». de NIEMIRA, P. y KLEIN, P. (1994).

**Definición 1.7.1.** Sea  $X_{it}$  una tasa de crecimiento trimestral estandarizada de un indicador parcial corregido por estacionalidad. La agregación por la técnica **Media Aritmética Simple (MAS)** se define como:

$$\text{agregacion} = \sum_{i=1}^k W_i X_{it} \quad \forall t = 1, 2, \dots, n. \quad (1.12)$$

Donde  $W_i = \frac{1}{k}$  es el peso constante asignado a todas las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad.

### Media Aritmética Ponderada (MAP).

En esta técnica los pesos de las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad, están basados en el análisis de la correlación entre cada una de éstas y la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia corregido por estacionalidad.

**Definición 1.7.2.** Sea  $X_{it}$  una tasa de crecimiento trimestral estandarizada de un indicador parcial corregido por estacionalidad y sea  $\rho_i$  el coeficiente de correlación entre  $X_{it}$  y la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia. La agregación por la técnica **Media Aritmética Ponderada (MAP)** se define como:

$$\text{agregacion} = \sum_{i=1}^k W_i X_{it} \quad \forall t = 1, 2, \dots, n. \quad (1.13)$$

Donde  $W_i = \frac{\rho_i}{\sum_{i=1}^k \rho_i}$  es el peso asignado a todas las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad.

### Análisis de Componentes Principales (ACP).

Esta técnica exploratoria de reducción de datos es muy clásica en el análisis multivariante<sup>6</sup>. Originalmente fué diseñada para datos *transversales*, es decir, observaciones independientes e idénticamente distribuidas sin ningún tipo de dependencia temporal. Sin embargo, los trabajos de Stock y Watson nos permiten utilizarlos sobre datos *longitudinales* o con dependencia

<sup>6</sup>Detalle de buena parte de la teoría aquí descrita se encuentra en el libro «Análisis de Datos Multivariantes» de Daniel Peña (2002).

temporal, bajo la hipótesis mínima de que las series sean estacionarias, o al menos aproximadamente estacionarias.

En nuestro estudio esta condición no es inconveniente, pues nos aseguramos haber transformado los indicadores originales en tasas de crecimiento trimestral.

**Definición 1.7.3.** Sean  $x_1, x_2, \dots, x_k$  la colección de  $k$  tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad, para las que buscamos reducir su dimensión. Y sean además  $f_1, f_2, \dots, f_k$  una colección de  $k$  variables inobservables o latentes, que en este contexto llamaremos «componentes». El ACP busca resolver el siguiente problema de optimización:

$$\text{Max } \text{VAR}(f_i) \quad \text{Sujeto a: } f = Ax, \quad \text{COV}(f_i, f_j) = 0 \quad \text{y} \quad A'A = I_k. \quad (1.14)$$

Donde:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{k1} & a_{k2} & \dots & a_{kk} \end{bmatrix}, f = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \dots \\ f_k \end{pmatrix}, x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_k \end{pmatrix}$$

La solución, mediante el método de los multiplicadores de Lagrange, resulta ser:

$$\text{VAR}(f_1) = \lambda_1, \text{VAR}(f_2) = \lambda_2, \dots, \text{VAR}(f_k) = \lambda_k \quad (1.15)$$

Donde  $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}$  son los autovalores de la matriz de varianzas covarianzas asociada a la matriz de datos original que denotaremos por  $\Sigma$ .

### Propiedades de los componentes construidos.

1. Las nuevas variables  $f_i$  tienen conjuntamente la misma variabilidad que las variables originales, ya que  $\sum_{i=1}^k \text{VAR}(f_i) = \sum_{i=1}^k \text{VAR}(x_i)$ . Las componentes principales también conservan la *varianza generalizada* de las variables originales gracias a la ortogonalidad exigida en el problema de optimización. Entendiéndose *varianza generalizada* como el determinante de la matriz de varianzas-covarianzas.

2. El porcentaje de la varianza explicado por el  $i$ -ésimo componente es el cociente entre su varianza y la suma de las varianzas del resto de componentes extraídas. Es decir,  $\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^k \lambda_i} * 100$
3. Aunque existen muchas alternativas para determinar el número de componentes significativas, lo mejor es extraer  $r$  componentes ( $r \leq k$ ) tales que la variabilidad acumulada sea alta.
4. Las covarianzas entre cada componente principal y las variables originales vienen dadas por el producto entre las coordenadas del vector propio que define el componente y su valor propio. Es decir,  $Cov(f_i, \{x_1, x_2, \dots, x_k\}) = \lambda_i a_i = (\lambda_i a_{i1}, \lambda_i a_{i2}, \dots, \lambda_i a_{ik})$ .
5. La correlación entre cada componente principal y las variables originales es proporcional al coeficiente de esa variable en la definición de componente, y el coeficiente de proporcionalidad es el cociente entre la desviación típica del componente y la desviación típica de la variable. Es decir:  $Cov(f_i, x_j) = a_{ij} \frac{\sqrt{\lambda_i}}{s_j}$ .
6. Si seleccionamos  $r$  componentes principales, éstas proporcionan la predicción lineal óptima de  $r$  variables inobservadas sobre el conjunto de  $k$  variables originales.

Teniendo en cuenta todas estas propiedades, la *agregación* de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad para esta técnica se define a continuación.

**Definición 1.7.4.** *La agregación por la técnica **Análisis de Componentes Principales (ACP)** se define como:*

$$agregacion = \{f_1, f_2, \dots, f_r\} \text{ Donde } r \leq k. \quad (1.16)$$

## **Etapa II. Especificación funcional de los indicadores sintéticos de actividad económica.**

Una vez hemos sintetizado la información de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad, procedemos a modelizar una regresión dinámica entre la *agregación* y la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia corregido por estacionalidad.

**Regresión dinámica de series temporales.**

Mientras que en los modelos ARIMA los valores de la variable de interés eran precedidos por la misma variable y un ruido aleatorio, ahora se abre la posibilidad de predecir utilizando otras variables explicativas que deberían evolucionar de manera análoga a la variable de interés, que en nuestro estudio es la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia corregido por estacionalidad.

**Definición 1.7.5.** *La regresión dinámica de series temporales es la representación de la relación existente entre dos o más series temporales a lo largo del tiempo.*

Al igual que el ACP, la regresión dinámica requiere que las series bajo análisis sean estacionarias (o al menos aproximadamente estacionarias) con el fin de evitar la modelización de relaciones falsas producto de correlaciones espúreas. Las variables en estudio se integrarán de acuerdo a un modelo de función de transferencia.

**Modelo de función de transferencia con una variable explicativa.**

**Definición 1.7.6.** *Sean  $x_t$  la serie «agregación» e  $y_t$  la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia corregido por estacionalidad. El modelo de función de transferencia que las relaciona viene dado por:*

$$y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} u_t \quad (1.17)$$

Donde:

- $y_t$  es conocida habitualmente como variable de salida u output.
- $x_t$  es conocida habitualmente como variable de entrada o input.
- La variable  $x_t$  se escribe desplazada en  $b$  unidades de tiempo para garantizar que una variación finita en la variable input produzca una variación finita en la variable output.
- $\frac{\omega(B)}{\delta(B)} = \nu(B)$  constituye la denominada función de impulso-respuesta.
- El sumando  $\frac{\theta(B)}{\phi(B)} u_t$  en realidad representa la modelización  $ARMA(p, q)$  de una variable  $N_t$  bajo el supuesto de que  $x_t$  y  $y_t$  son estacionarias.

Este modelo es útil cuando la «agregación» consta de una única serie temporal, como en las técnicas MAS y MAP antes descritas. Sin embargo el modelo se queda corto cuando queremos modelar la relación entre la *agregación* generada por la técnica de ACP y la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia. En este contexto la *agregación* está compuesta por  $r$  series temporales, pero no es ningún inconveniente ya que la generalización al caso de más de una variable explicativa resulta de manera natural.

### Modelo de función de transferencia con varias variables explicativas.

**Definición 1.7.7.** Sean  $x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{kt}$  e  $y_t$  un conjunto de series temporales que suponemos estacionarias. El modelo de función de transferencia que las relaciona viene dado por:

$$y_t = \frac{\omega_1(B)}{\delta_1(B)} x_{1t-b} + \dots + \frac{\omega_k(B)}{\delta_k(B)} x_{kt-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} u_t \quad (1.18)$$

Donde:

- $y_t$  es conocida habitualmente como variable de salida u output.
- $x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{kt}$  son conocidas habitualmente como variables de entrada o input.
- Las variables  $x_{it}$  se escriben desplazadas en  $b$  unidades de tiempo para garantizar que una variación finita en la variable input produzca una variación también finita en las variables output.
- El sumando  $\frac{\theta(B)}{\phi(B)} u_t$  representa la modelización  $ARMA(p, q)$  de una variable  $N_t$  bajo el supuesto de que  $x_t$  y  $y_t$  son estacionarias.

## 1.8. Validación de los indicadores sintéticos de actividad.

Validar un indicador sintético de actividad económica consiste en medir su capacidad predictiva fuera del período de estimación. Cuando calculamos un indicador sintético de actividad dividimos nuestra serie en dos períodos. En el primer período estimamos nuestro indicador y en el segundo evaluamos la utilidad práctica del indicador haciendo predicciones y comparándolas con los datos reales no utilizados en el proceso de estimación.

**Tipos de errores de predicción.**

Toda predicción basada en modelos está sujeta a errores. Entre las fuentes de error más habituales podemos mencionar tres.

1. **Especificación:** se refiere al incumplimiento de alguno de los supuestos básicos del modelo. Dentro de esta categoría caben los errores de omisión de variables relevantes para predecir la variable de interés o la inclusión de variables irrelevantes.
2. **Innovación:** es sinónimo de ruido aleatorio. En contextos de regresiones dinámicas, y en el análisis de series temporales en general, este tipo de error de predicción es completamente inevitable. Si fuéramos capaces de eliminarlo, todo el análisis previo perdería validez porque las series dejarían de ser estocásticas y pasarían a ser determinísticas.
3. **Estimación de los parámetros:** está muy relacionado con los errores de especificación. Si nuestros parámetros están mal estimados tendremos graves problemas para predecir datos futuros.

**Definición 1.8.1.** Sea  $\widehat{Y}_t$  uno de los indicadores sintéticos de actividad económica. Dada la información hasta el instante temporal  $t$ , el objetivo del análisis de predicción es estimar  $Y_{t+h}$ . Donde  $h$  puede ser cualquier instante temporal positivo.

En nuestro estudio se hace una *predicción dinámica* y se asume que  $h = 1$ . Así:

Si la muestra total consta de  $\{1, 2, \dots, n\}$  instantes temporales y destinamos  $\{1, 2, \dots, p\}$  instantes temporales para el proceso de estimación y  $\{p + 1, p + 2, \dots, n\}$  instantes temporales para el proceso de predicción, entonces en una primera etapa prediciremos la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia en el instante temporal  $p + 1$  basándonos en el conjunto  $\{1, 2, \dots, p\}$ . En una segunda etapa prediciremos la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia en el instante temporal  $p + 2$  basándonos en el conjunto  $\{1, 2, \dots, p + 1\}$ , y así sucesivamente en  $n - p + 1$  etapas hasta agotar el conjunto de predicción constituido por los instantes temporales  $\{p + 1, p + 2, \dots, n\}$ .

**Definición 1.8.2.** Sea  $Y_t$  la tasa de crecimiento trimestral del indicador de referencia y  $\widehat{Y}_t$  un indicador sintético de actividad en el instante temporal  $t$ . Suponiendo que el período de

estimación consta de los instantes temporales  $\{1, 2, \dots, t\}$ , el error de predicción para el instante temporal  $t + h$  vendrá dado por:

$$e_{t,t+h} = Y_{t+h} - \hat{Y}_{t+h} \quad (1.19)$$

Un indicador sintético de actividad será preferido a otro si tiene menor error de predicción. A continuación introducimos algunas medidas de precisión de las predicciones fuera del período de estimación.

### Medidas de precisión de las predicciones.

1. Error medio:

$$EM = \frac{|\sum_{i=t}^n e_{i,t+h}|}{n - t + 1} \quad (1.20)$$

2. Error cuadrático medio:

$$ECM = \frac{\sum_{i=t}^n e_{i,t+h}^2}{n - t + 1} \quad (1.21)$$

3. Raíz cuadrada del error cuadrático medio:

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=t}^n e_{i,t+h}^2}{n - t + 1}} \quad (1.22)$$

## Capítulo 2

# Construcción de un indicador sintético de actividad económica en El Salvador.

### 2.1. Elección de la serie de referencia y de los indicadores parciales.

Una descripción detallada de los indicadores parciales que utilizamos en el estudio se encuentra en la tabla 2.1.

Tabla 2.1: Descripción de los indicadores parciales y de la serie de referencia

No.	Variable	Unidades	Frecuencia	Período temporal	Fuente
0	Producto Interno Bruto Trimestral (PIBt)	Millones de US Dólares	Trimestral	I 1995 - III 2009	BCR
1	Índice de Volumen de Producción Industrial. Tendencia Ciclo	Base 1990=100	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
2	Importaciones totales (CIF)	Millones de US Dólares	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
3	Exportaciones totales (FOB)	Millones de US Dólares	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
4	consumo de energía eléctrica	miles de KW/hora	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
5	consumo de cemento	miles de bolsas de 42.5 kgrs.	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
6	Transporte de carga aérea	kgrs.	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
7	Transporte de carga marítima	toneladas métricas	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
8	Entrada de pasajeros	No. de personas	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
9	Salida de pasajeros	No. de personas	Mensual	Ene. 1995 - Sept. 2009	BCR
10	Índice global de ventas en el sector privado	$x \in (-100, 100)$	Trimestral	I 1995 - III 2009	FUSADES
11	Índice global de empleo en el sector privado	$x \in (-100, 100)$	Trimestral	I 1995 - III 2009	FUSADES

Los primeros nueve indicadores parciales son datos oficiales del Banco Central de Reserva de El Salvador<sup>1</sup>. Los últimos dos indicadores parciales son datos muestrales de la encuesta Dinámica Empresarial de FUSADES<sup>2</sup>

## **2.2. Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia.**

El ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia lo efectuamos mediante el proceso automático de *TRAMO-SEATS*<sup>3</sup>. Una versión más práctica y funcional del procedimiento de *TRAMO-SEATS* está implementado en el software estadístico de distribución libre *GRET*<sup>4</sup>

El programa TRAMO asume que nuestros indicadores siguen el llamado *modelo de las líneas aéreas* ARIMA(0,1,1)(0,1,1) para luego escoger el que mejor se ajusta mediante un proceso iterativo de máxima verosimilitud. A partir de este modelo, el programa SEATS procede a extraer las señales inobservables actuando bajo el dominio de frecuencias.

En los gráficos contenidos en las figuras 2.1, 2.2, 2.3, 2.4, 2.5 y 2.6 se muestran las señales inobservables de nuestros indicadores debidamente trimestralizados.

En casi todos los gráficos, exceptuando el caso de las *Importaciones totales*, se observan tres subgráficos. En el subgráfico superior se muestra el indicador original en color rojo y el indicador ajustado por estacionalidad en color azul. En los gráficos medios se muestra el indicador original en color rojo y la serie ciclo/tendencia en color azul. Y en los gráficos inferiores se muestra en color rojo la componente irregular de nuestros indicadores.

En cuanto a la identificación automática, TRAMO es capaz de determinar los ordenes de la parte autoregresiva, diferencias y de media móvil del modelo regular ARIMA(p,d,q) y

---

<sup>1</sup>Pueden ser descargados gratuitamente del sitio web <http://www.bcr.gob.sv/?cat=1000>

<sup>2</sup>Se agradece a la gerencia del Centro de Investigación e Información del Departamento de Estudios Económicos y Sociales de FUSADES por su colaboración con este estudio. En el sitio <http://www.fusades.org/> existe una recopilación de consolidados de la encuesta, así como de los aspectos metodológicos.

<sup>3</sup>Todas las versiones y complementos del software para los distintos sistemas operativos pueden ser descargados libremente del sitio <http://www.bde.es/webbde/es/secciones/servicio/software/econom.html>

<sup>4</sup>Este puede ser descargado libremente del sitio <http://sourceforge.net/projects/gretl/>

## 2.2 Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia. II. Aplicación

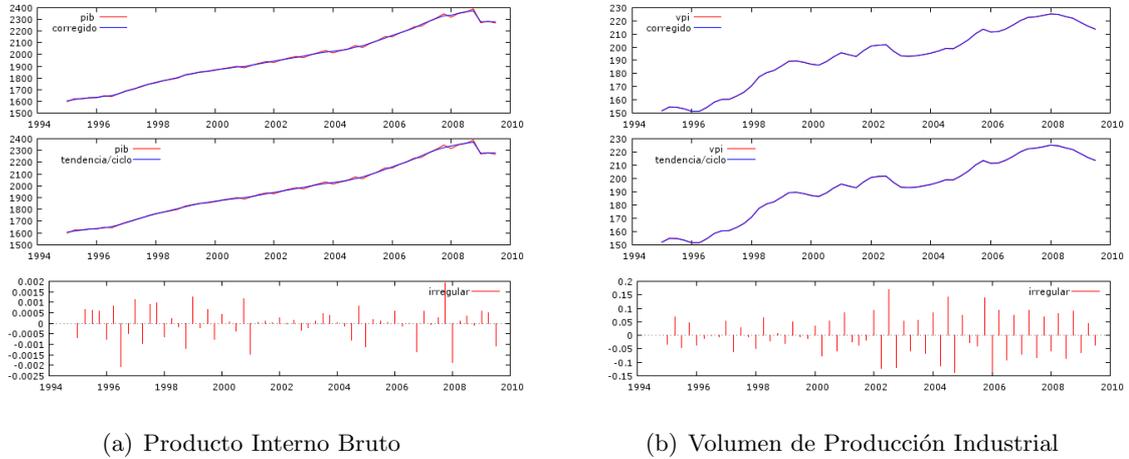


Figura 2.1: Componentes inobservables del Producto Interno Bruto y del Volumen de Producción Industrial.

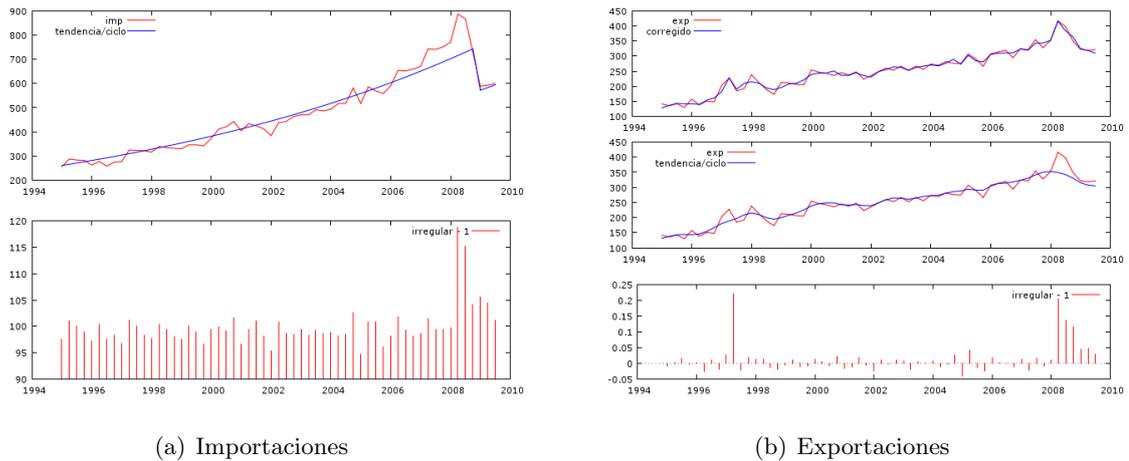


Figura 2.2: Componentes inobservables de las importaciones y exportaciones.

los ordenes de la parte autoregresiva, diferencias y media móvil del modelo estacional SARI-MA(P,D,Q). El resto de salidas del programa se omiten por razones de espacio.

- Para la serie *Producto Interno Bruto*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 0) \times SARIMA(1, 0, 0)_4 \quad (2.1)$$

- Para la serie *Volumen de Producción Industrial*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 2) \times SARIMA(0, 1, 1)_4 \quad (2.2)$$

- Para la serie *Importaciones totales*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 3) \quad (2.3)$$

- Para la serie *Exportaciones totales*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 0) \times SARIMA(0, 1, 1)_4 \quad (2.4)$$

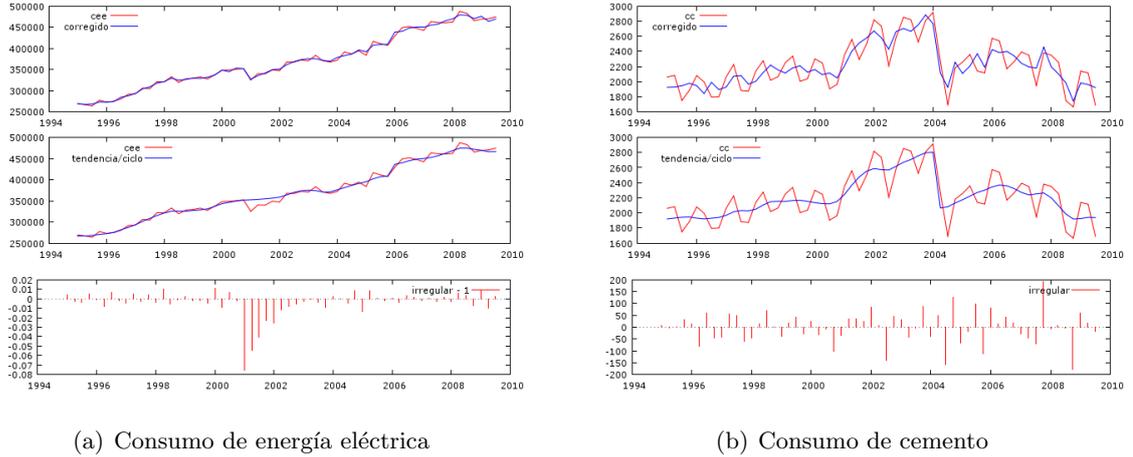


Figura 2.3: Componentes inobservables del consumo de energía eléctrica y cemento.

- Para la serie *Consumo de energía eléctrica*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 0) \times SARIMA(0, 1, 1)_4 \quad (2.5)$$

- Para la serie *Consumo de cemento*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 1) \times SARIMA(0, 1, 1)_4 \quad (2.6)$$

- Para la serie *Transporte de carga aérea*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 1) \times SARIMA(0, 1, 1)_4 \quad (2.7)$$

2.2 Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia. II. Aplicación

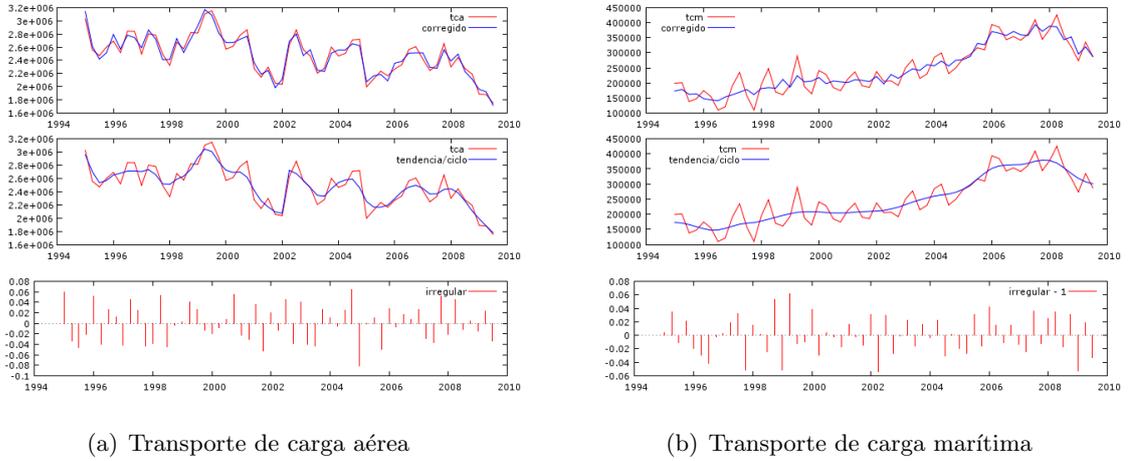


Figura 2.4: Componentes inobservables en el transporte de carga aérea y marítima

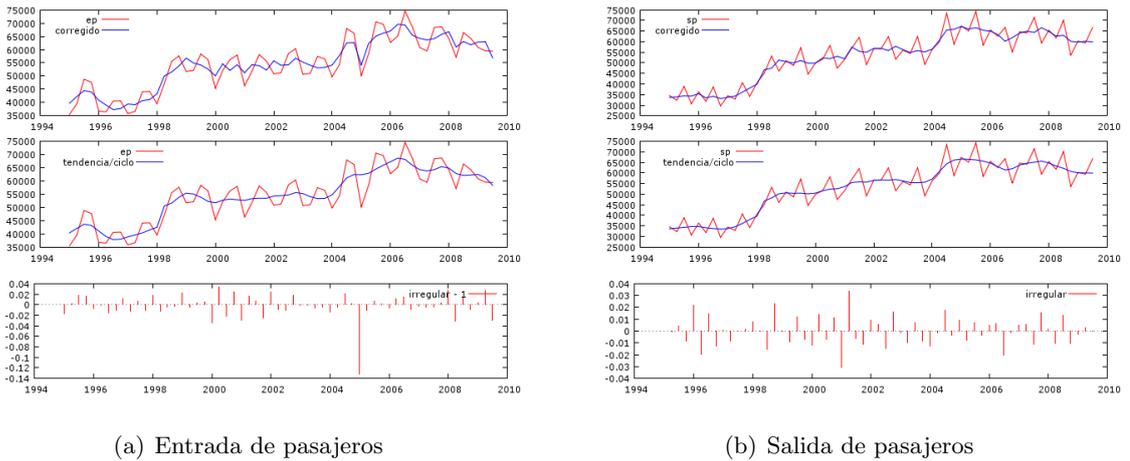


Figura 2.5: Componentes inobservables en la entrada y salida de pasajeros

- Para la serie *Transporte de carga marítima*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(3, 1, 0) \tag{2.8}$$

- Para la serie *Entrada de pasajeros*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(1, 0, 0) \times SARIMA(0, 1, 1)_4 \tag{2.9}$$

- Para la serie *Salida de pasajeros*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(0, 1, 0) \times SARIMA(0, 1, 1)_4 \tag{2.10}$$

## 2.2 Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia. II. Aplicación

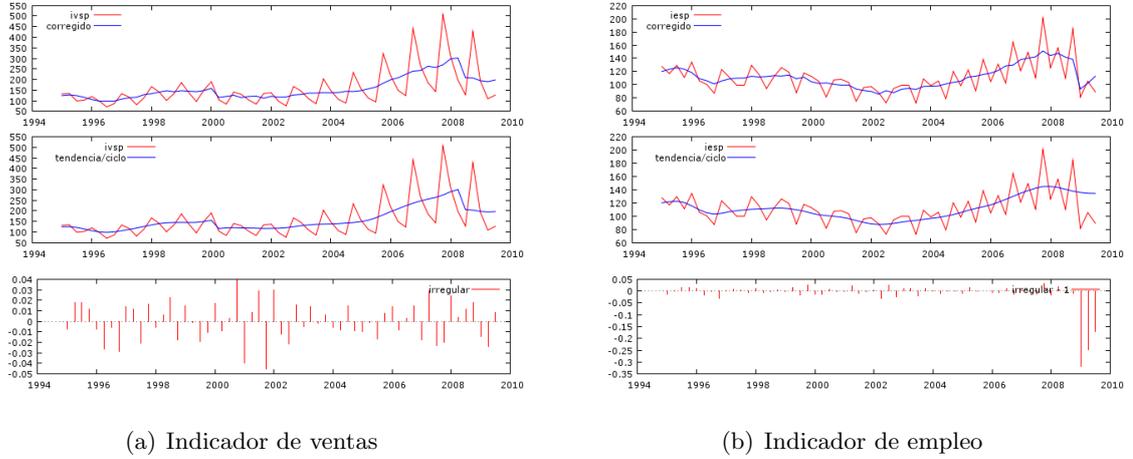


Figura 2.6: Componentes inobservables en los indicadores de ventas y empleo del sector privado.

Los indicadores parciales *Indicador de ventas* e *Indicador de empleo en el sector privado* son particulares. En principio ambas series tenían un comportamiento similar al de una tasa de crecimiento anual, ya que no presentaban tendencia ni estacionalidad y se procedió a calcular los indicadores originales desconocidos.

Sea  $X_t$  la tasa de crecimiento anual del *Indicador de ventas* o del *Indicador de empleo en el sector privado* en el trimestre  $t$ . Los indicadores originales  $Y_t$ , que originan estas tasas de crecimiento anual pueden ser despejados de:

$$X_t = \frac{Y_t - Y_{t-4}}{Y_t} \quad (2.11)$$

Como las tasas de crecimiento anual se conocían a partir del trimestre  $t$  suponemos que  $Y_{t-4} = Y_{t-3} = Y_{t-2} = Y_{t-1} = 100$ . Para el *Indicador de ventas* en el instante temporal  $t$ :

$$X_t = \frac{(Y_t - Y_{t-4}) 100}{Y_{t-4}} = \frac{(Y_t - 100) 100}{100} \quad (2.12)$$

Y despejando obtenemos:

$$Y_t = X_t + 100 = 31,9 + 100 = 131,9 \quad (2.13)$$

Siguiendo la misma lógica:

$$Y_{t+1} = X_{t+1} + 100 \quad (2.14)$$

$$Y_{t+2} = X_{t+2} + 100 \quad (2.15)$$

$$Y_{t+3} = X_{t+3} + 100 \quad (2.16)$$

A partir del instante temporal  $t + 4$ , los indicadores desconocidos dejan de ser iguales a 100, de modo que procedemos a despejar para cada instante temporal la fórmula de la tasa de crecimiento anual. Por ejemplo:

- $X_{t+4} = \frac{(Y_{t+4}-Y_t)100}{Y_t}$  y despejando se tiene:  $Y_{t+4} = \frac{(X_{t+4}Y_t+100Y_t)}{100}$
- $X_{t+5} = \frac{(Y_{t+5}-Y_{t+1})100}{Y_{t+1}}$  y despejando se tiene:  $Y_{t+5} = \frac{(X_{t+5}Y_{t+1}+100Y_{t+1})}{100}$
- ... Así sucesivamente.

Luego de estos cálculos previos para la serie *Indicador de ventas*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(1, 0, 0) \times SARIMA(0, 1, 0)_4 \quad (2.17)$$

Y para la serie *Indicador de empleo*, el programa TRAMO ajusta el modelo:

$$ARIMA(1, 0, 0) \times SARIMA(0, 1, 0)_4 \quad (2.18)$$

### 2.3. Cálculo de tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y de la serie de referencia.

El siguiente paso es calcular las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y de la serie de referencia corregidos por estacionalidad, tal como hemos especificado en la metodología.

En los gráficos 2.7(a) y 2.7(b) contenidos en la figura 2.7, a manera de ejemplo, se muestran los gráficos de las series *Producto Interno Bruto* y *Volumen de Producción Industrial*. En ambos gráficos se observa un comportamiento aproximadamente estacionario, requisito indispensable para construcción de indicadores sintéticos.

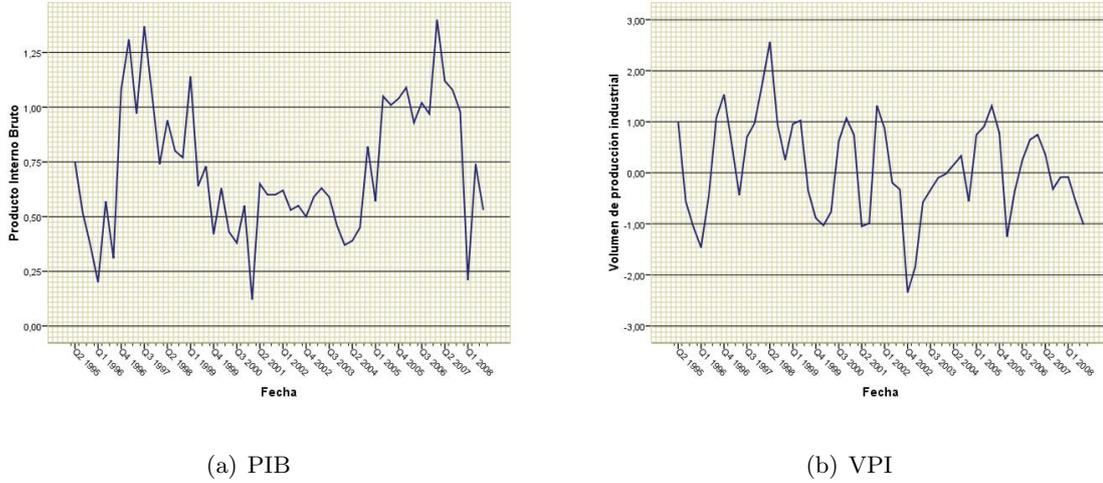


Figura 2.7: Tasas de crecimiento trimestral del Producto Interno Bruto y del Volumen Producción Industrial estandarizado, ambos corregidos por estacionalidad.

## 2.4. Cálculo de los indicadores sintéticos de actividad

Una vez que hemos calculado las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales trimestralizados, corregidos por estacionalidad y estandarizados, así como también la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad, estamos listos para el cálculo de los indicadores sintéticos.

### 2.4.1. Indicador sintético de media aritmética simple (ISMAS)

Tal como se explicó en la metodología, planteamos el siguiente modelo de regresión dinámica:

$$PIB_t = \beta_0 + \beta_1 \text{agregación} + n_t \quad (2.19)$$

Donde:

- $PIB_t$  es la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad.
- $\text{agregación} = \frac{\sum_{i=1}^k X_{it}}{k}$  es la combinación lineal de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad con pesos constantes.

En las tablas 2.8(a) y 2.8(b) contenidas en la figura 2.8 se muestra el modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a nuestros datos.

Estadísticos del modelo					
Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			
		R-cuadrado estacionaria	Ljung-Box Q(18)		
			Estadísticos	GL	Sig.
Producto Interno Bruto-Modelo 1	1	,400	15,211	17	,580

(a) R cuadrado estacionario y Test de Ljung-Box.

Parámetros del modelo ARIMA						
			Estimación	ET	t	Sig.
Producto Interno Bruto	Constante		,711	,067	10,603	,000
	AR	Retardo 1	,518	,120	4,317	,000
Agregación MAS	Numerador	Retardo 0	,176	,068	2,582	,013

(b) Tabla de coeficientes.

Figura 2.8: Modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a los datos.

El estadístico R cuadrado estacionario es alto, por tanto el modelo es significativo y capaz de predecir la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad. Todos los parámetros son significativos. El retardo de orden cero de la *agregación MAS* es significativo, lo que implica que la técnica MAS es útil para explicar la evolución de la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad. Tanto el test de Ljung-Box como las gráficas de las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuales contenidas en la figura 2.9, indican que los residuales tienen un comportamiento de ruido blanco.

Según la tabla 2.8(b) el *ISMAS* viene dado por:

$$ISMAS_t = 0,711 + 0,518 PIB_{t-1} + 0,176 (agregación MAS)_t \quad (2.20)$$

La figura 2.10 nos muestra que el *ISMAS* se comporta de manera similar a la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad a lo largo de todo el período temporal.

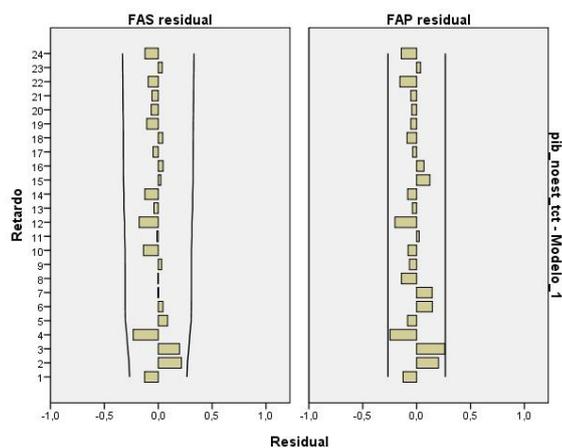


Figura 2.9: FAP y FAS de los residuos para el modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a los datos.

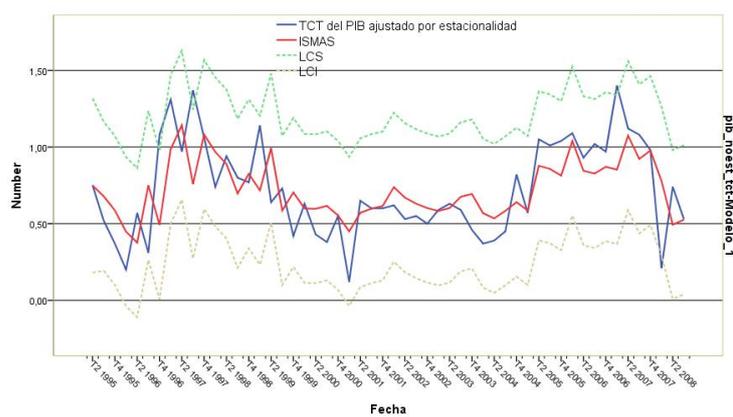


Figura 2.10: Desempeño del ISMAS a lo largo del tiempo.

### 2.4.2. Indicador sintético de media aritmética ponderada (ISMAP)

Tal como se explicó en la metodología, planteamos el siguiente modelo de regresión dinámica:

$$PIB_t = \beta_0 + \beta_1 \text{agregación} + n_t \quad (2.21)$$

Donde:

- $PIB_t$  es la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad.
- $\text{agregación} = \sum_{i=1}^k \left( \frac{\rho_i}{\sum_{i=1}^k \rho_i} \right) X_{it}$  es la combinación lineal de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad con pesos proporcionales a los coeficientes de autocorrelación.

En las tablas 2.11(a) y 2.11(b) contenidas en la figura 2.11 se muestra el modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a nuestros datos.

Estadísticos del modelo					
Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo		Ljung-Box Q(18)	
		R-cuadrado estacionaria	Estadísticos	GL	Sig.
Producto Interno Bruto-Modelo_1	1	,373	16,617	17	,481

(a) R cuadrado estacionario y Test de Ljung-Box.

Parámetros del modelo ARIMA						
			Estimación	ET	t	Sig.
			Producto Interno Bruto	Constante		,709
	AR	Retardo 1	,533	,118	4,515	,000
Agregación MAP	Numerador	Retardo 0	,182	,089	2,042	,041

(b) Tabla de coeficientes.

Figura 2.11: Modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a los datos.

El estadístico R cuadrado estacionario es alto, por tanto el modelo es significativo y capaz de predecir la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad. Todos los parámetros son significativos. El retardo de orden cero de la *agregación MAP* es significativo, lo que implica que la técnica MAP es útil para explicar la evolución de la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad. Tanto el test de Ljung-Box como las gráficas de las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuales contenidas en la figura

2.12, indican que los residuales tienen un comportamiento de ruido blanco.

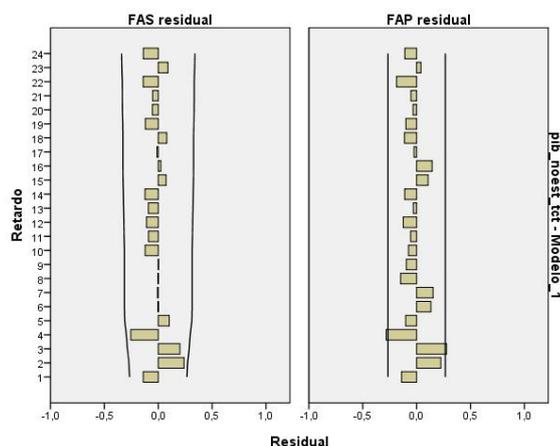


Figura 2.12: FAP y FAS de los residuos para el modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a los datos.

Según la tabla 2.11(b) el *ISMAP* viene dado por:

$$ISMAP_t = 0,709 + 0,533 PIB_{t-1} + 0,182 (\text{agregación } MAP)_t \quad (2.22)$$

La figura 2.13 nos muestra que el *ISMAP* se comporta de manera similar a la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad a lo largo de todo el período temporal, y que además se comporta de manera similar al *ISMAS*.

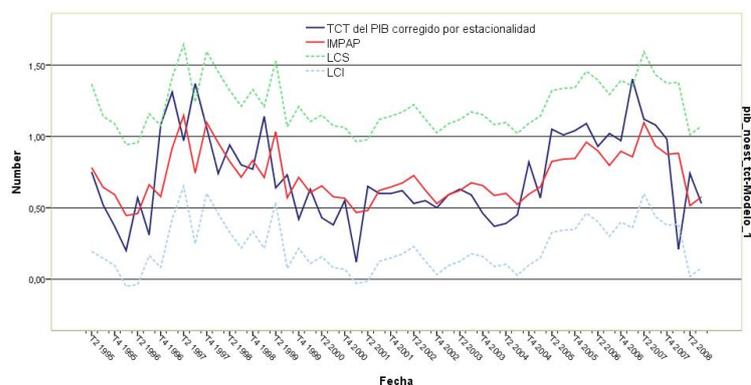


Figura 2.13: Desempeño del ISMAP a lo largo del tiempo.

### 2.4.3. Indicador sintético de componentes principales (ISCP)

#### **Agregación de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales ajustados por estacionalidad.**

Procedemos a agregar la información contenida en las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad mediante la técnica de componentes principales descrita en la metodología.

En la figura 2.14 se presenta la medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin y la prueba de Bartlett. La medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin permite conocer la proporción de la varianza que tienen en común las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales ajustados por estacionalidad bajo estudio y por tanto, informa sobre el nivel de adecuación del análisis de componentes principales a nuestra matriz de datos. Este coeficiente varía entre 0 y 1; considerándose bueno a partir de 0.5. Entre más cercano está a la unidad, más adecuado se considera el análisis. Para nuestro caso, la medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin es de 0.621, por lo que se considera satisfactorio.

La prueba de esfericidad de Bartlett contrasta la hipótesis de que la matriz de correlaciones asociada a nuestra matriz de datos es la matriz identidad, contra la alternativa de que es otra matriz distinta a la identidad. En caso de no rechazar la hipótesis nula, el análisis de componentes principales resultaría inadecuado pues todas las correlaciones serían nulas, excepto la diagonal que serían iguales a la unidad.

En nuestro estudio, el test de Bartlett arroja un p-valor de 0.000, el cual es menor que el umbral de 0.05; por lo que se rechaza la hipótesis nula en favor de la alternativa. Por tanto, confirmamos que el análisis de componentes principales es adecuado para la matriz de datos.

Para la extracción de las componentes principales, consideramos que es importante utilizar un método de rotación para simplificar su interpretación. Concretamente utilizamos el método VARIMAX, que maximiza la suma de las varianzas de las columnas de la matriz de cargas que multiplica la matriz de componentes, permitiendo una mejor interpretación en función del peso que tiene cada variable en las componentes finales.

KMO y prueba de Bartlett <sup>a</sup>		
	Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.	,621
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi-cuadrado aproximado	121,547
	gl	55
	Sig.	,000

a. Basado en correlaciones

Figura 2.14: Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin y prueba de Bartlett.

Comunalidades		
	Inicial	Extracción
Volumen de producción industrial	1,000	,566
Importaciones total	1,000	,725
Exportaciones totales	1,000	,727
Consumo de energía eléctrica	1,000	,663
Consumo de cemento	1,000	,654
Transporte de carga aérea	1,000	,427
Transporte de carga marítima	1,000	,580
Entrada de pasajeros	1,000	,688
Salida de pasajeros	1,000	,691
Ventas en el sector privado	1,000	,611
Empleo en el sector privado	1,000	,658

Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

Figura 2.15: Proporción de la varianza explicada por las componentes extraídas para cada variable.

En la figura 2.15 se presentan las comunalidades luego de la extracción de las componentes principales. Las comunalidades indican la proporción de la varianza explicada por las componentes extraídas para cada una de las variables bajo estudio.

Obsevamos que aunque el nivel de explicación no es perfecto, los resultados se consideran satisfactorios pues en la mayor parte de los casos se supera el cincuenta por ciento de varianza explicada.

Varianza total explicada			
Componente	Autovalores		
	Total	% de la varianza	% acumulado
1	2,696	24,512	24,512
2	1,684	15,312	39,824
3	1,516	13,785	53,609
4	1,093	9,938	63,547
5	,865	7,863	71,410
6	,776	7,058	78,468
7	,649	5,897	84,365
8	,592	5,378	89,743
9	,465	4,225	93,968
10	,355	3,225	97,194
11	,309	2,806	100,000

Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

Figura 2.16: Varianza total explicada.

En la figura 2.16 se presenta la proporción de la varianza explicada por cada componente. Observamos que con las primeras tres componentes sólo hemos sido capaces de retener un poco más del cincuenta por ciento de la variabilidad total de nuestra matriz de datos. Cuando se aplica un análisis de componentes principales a series temporales es muy común la dificultad para acumular variabilidad, por lo que el resultado es más que satisfactorio.

En cuanto al número de componentes a considerar significativas para el siguiente paso existen diversos criterios, sin embargo la mayoría de estos son de carácter heurístico, pues al final depende sobre todo de la experiencia del investigador, así como las necesidades particulares de cada investigación. Uno de los criterios más fiables es observar el gráfico de sedimentación de la figura 2.17.

La regla indica que debemos dejar de seleccionar componentes en el momento en que la pendiente resultante de la unión de dos puntos consecutivos deja de ser «fuerte». En ese sentido, deberíamos escoger las primeras tres componentes, ya que después de las primeras tres componentes, las pendientes del gráfico de sedimentación son moderadas. Con esta elección habremos conservado el 53.6% de la variabilidad total.

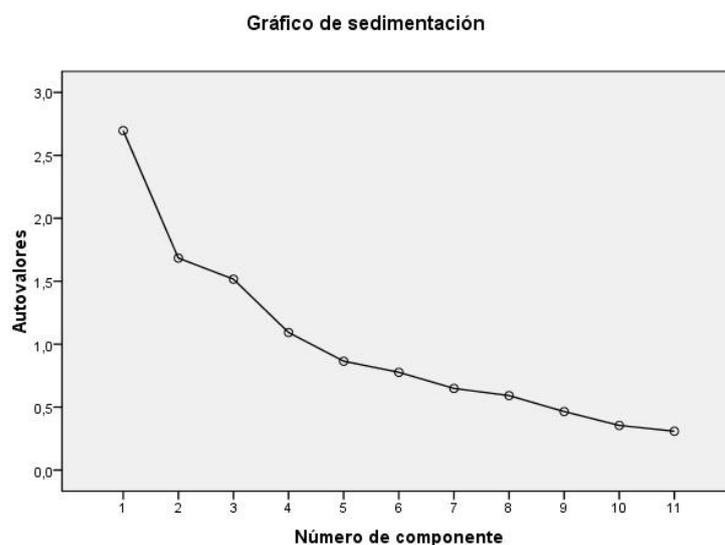


Figura 2.17: Gráfico de sedimentación.

En la figura 2.18 presentamos la matriz de los primeros cuatro componentes rotada. El resto de componentes se omiten porque explican muy poca variabilidad. Observamos que:

- La **primera componente** está claramente compuesta por las variables: *Importaciones totales*, *Exportaciones totales*, *Consumo de energía eléctrica* y *Transporte de carga aérea*.
- La **segunda componente** está compuesta por las variables: *Volúmen de producción industrial*, *Entrada de pasajeros* y *Salida de pasajeros*.
- La **tercera componente** está compuesta por la variable *Transporte de carga marítima*, *Ventas en el sector privado* y *Empleo en el sector privado*.

Tal como lo esperábamos, las componentes extraídas son ortogonales pues su matriz de varianzas covarianza resulta ser igual a la matriz identidad. Finalmente en la figura 2.19 mostramos la matriz de coeficientes por lo que hace falta multiplicar las variables para obtener cada componente. Esta matriz será de utilidad más adelante cuando necesitemos calcular las predicciones de este indicador sintético.

**Matriz de componentes rotados<sup>a</sup>**

	Componente			
	1	2	3	4
Volumen de producción industrial	-,155	,541	,481	-,135
Importaciones total	,797	,109	,089	-,266
Exportaciones totales	,822	-,173	,134	-,057
Consumo de energía eléctrica	,690	,070	,108	,412
Consumo de cemento	,098	,018	,085	,798
Transporte de carga aérea	,574	,211	,043	,226
Transporte de carga marítima	,055	,006	,760	-,005
Entrada de pasajeros	,158	,813	-,010	,042
Salida de pasajeros	,032	,829	-,033	,042
Ventas en el sector privado	,183	-,002	,737	,186
Empleo en el sector privado	,260	,007	,568	-,517

Método de extracción: Análisis de componentes principales.  
Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 5 iteraciones.

Figura 2.18: Matriz de componentes rotada.

**Matriz de coeficientes para el cálculo de las puntuaciones en las componentes**

	Componente		
	1	2	3
Volumen de producción industrial	-,153	,293	,281
Importaciones total	,388	,044	-,097
Exportaciones totales	,385	-,134	-,031
Consumo de energía eléctrica	,283	-,001	-,002
Consumo de cemento	-,028	-,026	,113
Transporte de carga aérea	,247	,097	-,054
Transporte de carga marítima	-,089	-,055	,481
Entrada de pasajeros	,051	,476	-,087
Salida de pasajeros	-,007	,491	-,085
Ventas en el sector privado	-,038	-,068	,466
Empleo en el sector privado	,079	-,028	,278

Método de extracción: Análisis de componentes principales.  
Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.  
Puntuaciones de componentes.

a. Los coeficientes están tipificados

Figura 2.19: Matriz de coeficientes.

**Especificación funcional del ISACP.**

Tal como se explicó en la metodología, ahora hemos calculado y determinado las componentes útiles, procedemos a identificar la forma funcional de nuestro indicador sintético de actividad, planteando el siguiente modelo de regresión dinámica:

$$PIB_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i f_{it} + n_t \quad (2.23)$$

Donde:

- $PIB_t$  es la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad.
- $f_{it}$  representa las componentes significativas de la etapa de agregación de las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad, cuyos pesos están definidos por la misma regresión dinámica.

En las tablas 2.20(a) y 2.20(b) contenidas en la figura 2.20 se muestra el modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a nuestros datos.

Estadísticos del modelo					
Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			
		R-cuadrado estacionaria	Ljung-Box Q(18)		
			Estadísticos	GL	Sig.
Producto Interno Bruto-Modelo 1	1	,362	18,726	17	,344

(a) R cuadrado estacionario y Test de Ljung-Box.

Parámetros del modelo ARIMA						
			Estimación	ET	t	Sig.
Producto Interno Bruto		Constante	,713	,078	9,111	,000
	AR	Retardo 1	,577	,114	5,070	,000
REGR factor score 1 for analysis 2	Numerador	Retardo 0	,049	,028	1,772	,048

(b) Tabla de coeficientes.

Figura 2.20: Modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a los datos.

El estadístico R cuadrado estacionario es alto, por tanto el modelo es significativo y capaz de predecir la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad. Lo más destacado del ajuste del modelo es que sólo la primera componente es significativa, las dos componentes restantes fueron desechadas porque su p-valor asociado no superó el umbral de

0.05. Sin embargo, la técnica ACP es útil para explicar la evolución de la la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad.

Tanto el test de Ljung-Box como las gráficas de las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuales contenidas en la figura 2.12, indican que los residuales tienen un comportamiento de ruido blanco.

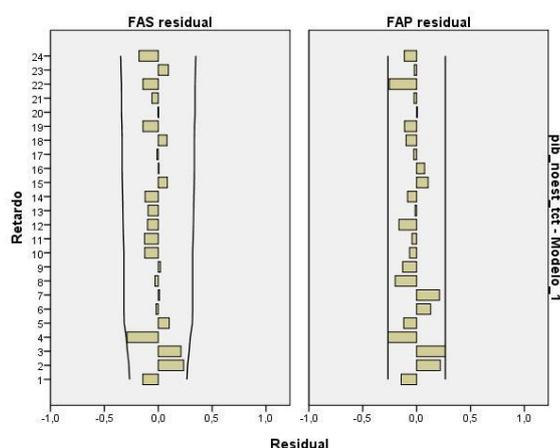


Figura 2.21: FAP y FAS de los residuos para el modelo de regresión dinámica que mejor se ajusta a los datos.

Según la tabla 2.20(b) el *ISACP* viene dado por:

$$ISACP_t = 0,713 + 0,577 PIB_{t-1} + 0,049 f_{1t} \quad (2.24)$$

La figura 2.22 nos muestra que el *ISACP* se comporta de manera similar a la tasa de crecimiento trimestral del PIB corregido por estacionalidad a lo largo de todo el período temporal. El comportamiento es bastante similar al mostrado por los indicadores antes contruídos *ISMAS* e *ISMAP*.

## 2.5. Validación del indicadores sintéticos de actividad.

Veamos ahora el desempeño de los indicadores contruídos ante nuevas observaciones utilizando los datos de Octubre 2008 a Septiembre 2009.

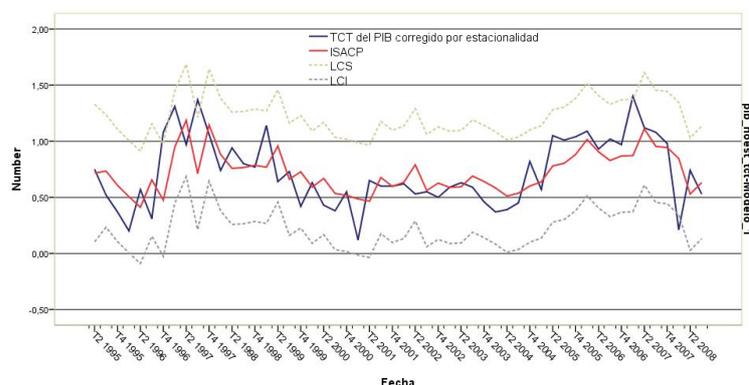


Figura 2.22: Desempeño del ISACP a lo largo del tiempo.

La estimación de nuestros tres indicadores sintéticos de actividad se hizo desde el primer trimestre de 1995 hasta el tercer trimestre de 2008. El período de predicción fuera de la muestra está compuesto por los últimos cuatro trimestres, desde el cuarto trimestre de 2008 hasta el tercer trimestre de 2009.

En la tabla 2.2, se muestran las *predicciones dinámicas* de los tres indicadores sintéticos de actividad para la tasa de crecimiento trimestral del PIB ajustado por estacionalidad, así como los valores reales de la tasa de crecimiento trimestral del PIB ajustado por estacionalidad.

Trimestre	Tasa de crecimiento trimestral del PIB	ISMAS	ISMAP	ISACP
Q4:2008	0.33	0.55	0.54	0.54
Q1:2009	-3.95	0.37	0.32	0.43
Q2:2009	0.09	1.27	0.75	-2.32
Q3:2009	-0.12	0.27	0.03	0.50

Tabla 2.2: predicciones de los indicadores sintéticos fuera del período de estimación.

Brindar estimaciones del comportamiento de la economía salvadoreña con los indicadores sintéticos calculados es especialmente difícil en el período de predicción fuera de la muestra escogido, ya que a partir del tercer trimestre de 2008 surgió la peor crisis económica de Estados Unidos desde los años treinta. En el tercer trimestre de 2008 la predicción es razonablemente buena, sin embargo, la fuerte caída del PIB en El Salvador en el primer trimestre de 2009 tomó por sorpresa a los tres indicadores sintéticos. En los siguientes dos trimestres

las predicciones del *ISMAP* fueron superiores a las predicciones de los otros dos indicadores sintéticos.

En la tabla 2.3 se muestran las medidas de precisión descritas en la metodología para las predicciones de los tres indicadores sintéticos construidos.

Indicador sintético	<i>Error Medio</i>	<i>Error Cuadrático Medio</i>	<i>Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio</i>
ISMAS	1.53	5.06	2.25
ISMAP	1.32	4.68	2.16
ISACP	0.7	6.35	2.52

Tabla 2.3: Medidas de precisión de las predicciones de los indicadores sintéticos fuera del período de estimación.

Se observa que el indicador con mejor desempeño predictivo fuera de la muestra ha sido el *ISMAP*, aunque la conclusión está afectada por los resultados del primer trimestre de 2009, que bien podría tratarse como un dato atípico y excluirlo de la validación.

## Capítulo 3

# Conclusiones.

1. En este estudio ha hecho una descripción y aplicación de la metodología española para la construcción de indicadores sintéticos de actividad económica al caso particular de la economía salvadoreña.

Las fases de dicha metodología son:

- Elección del indicador de referencia.
  - Elección de los indicadores parciales.
  - Trimestralización de los indicadores parciales.
  - Ajuste estacional de los indicadores parciales y de la serie de referencia.
  - Cálculo de las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales y de la serie de referencia.
  - Cálculo de los indicadores sintéticos de actividad económica.
  - Validación del indicadores sintéticos de actividad económica.
2. Como indicador de referencia de la actividad económica salvadoreña se ha tomado el Producto Interno Bruto (PIB) trimestral a precios constantes, en el período temporal comprendido entre el primer trimestre de 1995 y el tercer trimestre de 2009.

3. El objetivo de construir indicadores sintéticos es predecir el crecimiento del PIB en El Salvador, y como consecuencia, la dinámica general de la economía salvadoreña.
4. Los indicadores parciales seleccionados son: 1) *Indicador del volumen de producción industrial*, 2) *Importaciones totales*, 3) *Exportaciones totales*, 4) *Consumo de energía eléctrica*, 5) *Consumo de cemento*, 6) *Transporte de carga aérea*, 7) *Transporte de carga marítima*, 8) *Entrada de pasajeros*, 9) *Salida de pasajeros*, 10) *Índice de ventas totales en el sector privado*, 11) *Índice de empleo total en el sector privado*.

Los primeros nueve indicadores parciales son datos oficiales del Banco Central de Reserva de El Salvador, mientras que los últimos dos indicadores parciales son datos muestrales de la encuesta Dinámica Empresarial de FUSADES.

5. Los indicadores *Índice de ventas totales en el sector privado* e *Índice de empleo total en el sector privado* han merecido un tratamiento especial ya que su comportamiento original era parecido al que habitualmente tienen las tasas de crecimiento anual.
6. El ajuste por estacionalidad de los indicadores parciales y de la serie de referencia se hizo mediante el proceso automático del software TRAMO-SEATS.
7. Se construyeron tres indicadores sintéticos de actividad económica.

- El *ISMAS* tiene la siguiente forma funcional:

$$ISMAS_t = 0,711 + 0,518 PIB_{t-1} + 0,176 (agregación MAS)_t \quad (3.1)$$

Donde *agregación MAS* =  $\frac{\sum_{i=1}^k X_{it}}{k}$  es la combinación lineal de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad con pesos constantes.

- El *ISMAP* tiene la siguiente forma funcional:

$$ISMAP_t = 0,709 + 0,533 PIB_{t-1} + 0,182 (agregación MAP)_t \quad (3.2)$$

Donde *agregación MAP*  $= \sum_{i=1}^k \left( \frac{\rho_i}{\sum_{i=1}^k \rho_i} \right) X_{it}$  es la combinación lineal de las tasas de crecimiento trimestral estandarizadas de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad con pesos proporcionales a los coeficientes de autocorrelación.

- El *ISACP* tiene la siguiente forma funcional:

$$ISACP_t = 0,713 + 0,577 PIB_{t-1} + 0,049 f_{1t} \quad (3.3)$$

Donde  $f_{1t}$  representa la primera componente significativa de la etapa de agregación de las tasas de crecimiento trimestral de los indicadores parciales corregidos por estacionalidad.

8. El período de estimación de los indicadores sintéticos de actividad abarca desde el primer trimestre de 1995 hasta el tercer trimestre de 2008. El período de predicción fuera de la muestra está compuesto por los últimos cuatro trimestres, desde el cuarto trimestre de 2008 hasta el tercer trimestre de 2009.
  
9. De acuerdo a las medidas de precisión de predicciones calculadas, se observa que el indicador con mejor desempeño predictivo fuera de la muestra ha sido el *ISMAP*.

## Capítulo 4

# Recomendaciones.

1. Para futuros estudios podría buscarse entre los datos oficiales del Banco Central de Reserva, dos indicadores parciales que sustituyan a los indicadores parciales: *Índice de ventas totales en el sector privado* e *Índice de empleo total en el sector privado*, ya que estos pertenecen a una institución privada y no están disponibles al público en general.
2. Una de las debilidades de los indicadores sintéticos en general, es la fragilidad ante cambios radicales del entorno macroeconómico. Por tanto, una recomendación habitual es llevar a cabo un monitoreo constante del desempeño predictivo de los indicadores contruidos. Ante la posibilidad de un cambio significativo en la dinámica de la economía en El Salvador, una buena alternativa sería considerar nuevas variables capaces de predecir el crecimiento del PIB.
3. Para futuros estudios, en lugar de seleccionar los indicadores parciales de acuerdo a las experiencias de otros países, se podría modelizar regresiones dinámicas parciales para eliminar desde un inicio aquellos indicadores que no hacen un aporte significativo en la predicción del crecimiento del PIB.
4. Para futuros estudios se podrían implementar técnicas más avanzadas de agregación de indicadores parciales, como por ejemplo, Modelos Factoriales Dinámicos, que evidente-

mente implican un mayor proceso de aprendizaje autodidacta.

5. Una recomendación que probablemente está fuera del alcance de este tipo de estudios, es intentar proponer alguna técnica propia de agregación de indicadores parciales y evaluar su eficiencia con respecto a las técnicas existentes.

# Bibliografía

- [1] ABAD, A. y QUILIS, E. (2004): «Una interface para la desagregación temporal de series económicas». Instituto Nacional de Estadística (INE).
- [2] BOOT, J.C.G., FEIBES, W. y LISMAN, J.H.C. (1967): «Further Methods of Derivation of Quarterly Figures from Annual Data». *Applied Statistics* 16, págs. 67-75.
- [3] DÍAZ EMPARANZA, I. (2004): «TRAMO-SEAT Y X12ARIMA». Departamento de Econometría y Estadística. Universidad del País Vasco.
- [4] DIRECCIÓN GENERAL DE POLÍTICA ECONÓMICA (2007): «Revisión de la metodología para el cálculo de los Indicadores Sintéticos de la Economía Española». Ministerio de Economía y Hacienda.
- [5] FERNÁNDEZ MACHO, F. (1991): «Indicadores sintéticos de aceleraciones y desaceleraciones en la actividad económica». *Revista Española de Economía*, págs. 125-156.
- [6] FUENTES, J. y SALAZAR, R. (2009): «Cálculo de un Indicador Coincidente y Adelantado de la actividad económica salvadoreña». *Documento de Trabajo N<sup>o</sup>. 2009 - 01*. Banco Central de Reserva de El Salvador.
- [7] GERENCIA DE ESTUDIOS Y ESTADÍSTICAS ECONÓMICAS. (2008): «Metodología del Índice de Volumen de la Actividad Económica (IVAE). Base 1990. Revisión 2008». Banco Central de Reserva de El Salvador.
- [8] INSTITUTO DE ESTADÍSTICA DE LA COMUNIDAD DE MADRID. (2002): «Metodología de la contabilidad regional trimestral de la comunidad de Madrid». Dirección General de Economía, Estadística e Innovación Tecnológica. Comunidad de Madrid.

- [9] NIEMIRA, P., y KLEIN, P. (1994): «Forecasting Financial and Economic Cycle». Nueva York, John Wiley and Sons. EEUU, 544 pp.
- [10] MONDÉJAR JIMÉNEZ, J. y VARGAS VARGAS, M. (2008): «Indicadores sintéticos: una revisión de los métodos de agregación». *Economía, Sociedad y Territorio*, vol. VIII, núm. 27, págs. 565-585.
- [11] QUILIS, E. (2001): «Notas sobre desagregación temporal de series económicas». Apuntes de clases de la Escuela de Estadística del Instituto Nacional de Estadística (INE).